



CENATAV

Centro de Aplicaciones de
Tecnologías de Avanzada
MINISTERIO DE LA INDUSTRIA BÁSICA

RNPS No. 2142
ISSN 2072-6287
Versión Digital

REPORTE TÉCNICO
**Reconocimiento
de Patrones**

SERIE AZUL

**Formas de representación y
algoritmos de comparación de
impresiones palmares**

Lic. Reynel Remón Martínez,
Dr. C. Edel García Reyes

RT_023

febrero 2010





CENATAV

Centro de Aplicaciones de
Tecnologías de Avanzada
MINISTERIO DE LA INDUSTRIA BÁSICA

RNPS No. 2142
ISSN 2072-6287
Versión Digital

SERIE AZUL

REPORTE TÉCNICO
**Reconocimiento
de Patrones**

**Formas de representación y
algoritmos de comparación de
impresiones palmares**

Lic. Reynel Remón Martínez,
Dr. C. Edel García Reyes

RT_023

febrero 2010



Formas de representación y algoritmos de comparación de impresiones palmares

Lic. Reynel Remón Martínez, Dr. C. Edel García Reyes

Centro de Aplicaciones de Tecnología de Avanzada, 7a #21812 e/ 218 y 222, Siboney, Playa, Ciudad de La Habana, Cuba
remon@cenatav.co.cu

RT_023 CENATAV

Fecha del camera ready: 30 de octubre de 2009

Resumen: En el presente Reporte Técnico se realiza un estudio del estado del arte de las diversas formas de representación y comparación de impresiones palmares presentes en la literatura. Aborda además el estudio de sistemas biométricos que utilizan las características geométricas de la mano y los patrones vasculares presentes en su superficie dorsal.

Palabras Claves: representación impresiones palmares, reconocimiento de impresiones palmares, biometría

Abstract: In this work we perform a study of the state of the art of palmprint's representation and matching algorithms. We also consider other biometric systems that use other hand's features like hand geometry and hand vascular pattern.

Keywords: Palmprint Representation, Palmprint Recognition, Biometric System

1. Introducción

El término “biometría” (proveniente del griego antiguo *bios*=”vida” y *metron*=”medida”) se refiere al estudio de métodos para el reconocimiento inequívoco de personas basadas en una o más características físicas o de comportamiento. Mientras que una característica anatómica (huella dactilar o palmar, patrones de la retina o el iris) tiene la cualidad de ser relativamente estable en el tiempo, un rasgo del comportamiento (por ejemplo la escritura) es menos estable, pues depende de la disposición psicológica de la persona. Los sistemas biométricos de autenticación utilizan técnicas de reconocimiento de patrones para a partir de las características que representan a una persona reconocer de manera automática a un individuo.

La **Fig. 1** muestra los principales módulos con que cuenta un sistema biométrico. En la etapa de **Generación de Características** se extraen un conjunto de rasgos discriminatorios del individuo para conformar un modelo que lo identifique, el cual es almacenado en la base de datos en el proceso de **Registración**. Cuando al sistema llega un individuo para ser identificado se le extrae el modelo que lo caracteriza y es comparado (**Comparación**) con los que se encuentran en la base de datos para generar un valor de correspondencia, mientras que la decisión final concerniente a la identidad del usuario es tomada en el módulo de **Decisión**.

Las medidas más frecuentes usadas para evaluar la exactitud de un sistema biométrico son: tasa de falsos aceptados (FAR), la frecuencia con que un impostor es aceptado y la tasa de falsos rechazos (FRR), la frecuencia con la cual un usuario genuino es desechado, la tasa de errores iguales (EER) que es valor en el cual el FAR se iguala al FRR. Otra medida de las utilizadas es la característica operativa relativa (ROC) la cual cuantifica la relación existente entre FAR y FRR cuando se varían parámetros en el sistema (ej. umbrales).

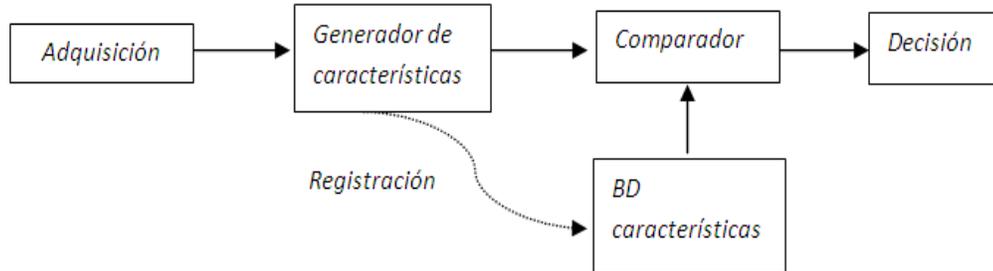


Fig. 2. Los módulos básicos de un sistema biométrico[1]

Los sistemas biométricos que trabajan con un solo tipo de rasgo son llamados **unimodales**, a diferencia de los **sistemas multimodales** que son aquellos que involucran a más de uno. Jain [2] plantea que existen un conjunto de propiedades que se pueden analizar para evaluar la conveniencia de utilizar o no una determinada característica biométrica:

1. **Universalidad:** Si está presente o no en toda la población.
2. **Unicidad:** Es el poder de discriminación de la característica para separar un individuo del resto.
3. **Permanencia:** Si el rasgo permanece invariante en el tiempo.
4. **Colectabilidad:** Facilidad de adquisición.
5. **Actuación:** Exactitud, velocidad y robustez de la tecnología utilizada.
6. **Aceptabilidad:** Grado de aceptación.
7. **Circunvención:** Facilidad de ser engañada por un sustituto.

En [1] además de estas propiedades se proponen:

8. **Dimensionalidad:** La viabilidad de autenticar personas pertenecientes a una gran población con una tasa de error aceptable.
9. **Madurez:** La madurez alcanzada por la tecnología necesaria para poner en explotación el sistema.
10. **Costo:** La estimación del costo total de la instauración del sistema biométrico.

Basados en este conjunto de propiedades en [1] se hace un estudio comparativo de cómo se comportan las distintas características biométricas con respecto a ellas.

Tabla 1. Comparación de algunos de los sistemas unimodales más populares

	Impresión Digital	Rostro	Geometría Mano	Impresión Palmar	Iris	Voz
Universalidad	M	H	M	M	H	L
Unicidad	H	L	M	H	H	L
Permanencia	H	M	M	M	H	L
Colectabilidad	M	H	H	H	M	M
Actuación	H	L	M	H	H	L
Aceptabilidad	M	H	M	M	L	M
Circunvención	M	H	M	L	L	H
Dimensionalidad	H	M	L	H	H	L
Madurez	H	M	H	L	M	M
Costo	M	L	H	M	H	L

De este conjunto de características biométricas la más utilizadas en la actualidad, tanto por aplicaciones forenses como de control de acceso y la que a su vez cuenta con un mayor grado de desarrollo, son las impresiones digitales. Estrechamente relacionada con este rasgo se encuentran las impresiones palmares, ya que ambas tienen varios aspectos en común entre los que se encuentran:

- Son adquiridos de la misma forma. Tanto en aplicaciones de control de acceso en tiempo real como en las de identificación que no lo son, la tecnología de captura que se utiliza es prácticamente la misma. Esto permite que puedan ser obtenidos de manera simultánea, combinados entre sí y con otras características como la geometría de la mano, para obtener sistemas biométricos multimodales que sean más robustos [3-5].
- La base sobre la que están sustentados estos sistemas es prácticamente la misma: detección de líneas (las líneas principales y pliegues más pronunciados en las imágenes palmares y las crestas en la impresión digital). Diversos algoritmos pueden ser utilizados indistintamente para uno u otro sistema [6-7].
- De acuerdo con la **Tabla 1**, ambas características se comportan de manera similar ante el conjunto de propiedades analizadas.

De ahí que en estos últimos años las investigaciones concernientes a las impresiones palmares hayan adquirido un gran auge y esto fue lo que nos motivó a realizar en este trabajo un estudio de estado del arte sobre las formas de representación de los rasgos palmares y los algoritmos de comparación entre ellos; además se hace un breve estudio sobre los sistemas que utilizan las características geométricas y los patrones vasculares presentes en la mano, por su posible aplicación en la construcción de sistemas multimodales que los combinen.

2. Breve estudio sobre los sistemas que utilizan las características geométricas y los patrones vasculares presentes en la mano humana

La mano humana contiene una gran variedad de características medibles: la forma (longitud y ancho de los dedos, ancho de la palma, etc.), impresión palmar (líneas principales, arrugas, surcos, textura), las huellas digitales, y las venas en el dorso de la mano, que pueden ser usadas por sistemas biométricos. Teniendo en cuenta esto los sistemas que utilizan la mano para el reconocimiento de personas se dividen en cuatro familias:

- Sistemas basados en impresiones palmares.
- Sistemas que utilizan la geometría de la mano.
- Sistemas que usan los patrones de venas.
- Sistemas basados en impresiones digitales.

La forma de la mano humana no es una característica altamente distintiva, los sistemas basados en la geometría de la mano sirven en aplicaciones para control físico de acceso, pero más bien son utilizadas en combinación con otras [3, 8-10] que tengan un mayor poder discriminante. Como ventaja principal tiene que la manera de calcularlos resulta muy eficiente y que los vectores de rasgos extraídos ocupan poco espacio.

Los sistemas que utilizan los patrones vasculares presentes bajo la piel de la superficie dorsal de la mano, resultan más confiables ya que son muy difíciles de engañar. En contra tienen que los dispositivos de captura generalmente son costosos. En esta sección realizaremos un breve estudio sobre los diferentes sistemas biométricos reportados en la literatura que utilizan estos rasgos para la identificación de individuos.

2.1 Sistemas Basados en la superficie dorsal y lateral de la mano

Los sistemas que utilizan la geometría de la mano, como su nombre lo sugiere, se basan en la extracción de un conjunto de características geométricas entre las que se pueden mencionar: el ancho de los dedos y localización, ancho de la palma, longitud de los dedos, etc. Este tipo de métodos normalmente tienen una etapa de preprocesado (en la que se utilizan filtros para la reducción de ruidos, binarización de la imagen, detección de bordes sobre la imagen binarizada) donde se extrae el contorno de la mano, a partir del cual

se generan las características. Los diferentes métodos existentes se diferencian tanto por el número de rasgos extraídos como por las técnicas utilizadas en la etapa de clasificación.

Los sistemas de autenticación basados en la geometría de mano han estado disponibles por más de treinta años. Varias compañías lanzaron sistemas de este tipo durante los 1980s [11-13]. Con excepción de la información disponible en forma de patentes no hay literatura asequible en lo referente a investigación en esta área durante ese período. Algunos ejemplos más recientes se citan a continuación:

Golfarelli et al [14] describieron un sistema biométrico basado en 17 características geométricas de la mano. En la **Fig.2** se muestran los puntos característicos usados en el sistema. En los experimentos tomaron parte 100 personas a las cuales se les tomó 8 imágenes diferentes de su mano derecha. Con la clasificación de Bayes en el módulo de comparación se obtuvo un EER igual para 0.12 %.

En Jain et al.[15] se extraen 16 características geométricas de la mano. Para el cálculo de estos rasgos se apoyan en la posición de los soportes sobre los que la mano es colocada, aprovechando el hecho de que su localización es conocida a priori. El proceso de verificación se realiza comparando las distancias entre el modelo de referencia y los modelos almacenados en la base de datos. Las distancias utilizadas son: la absoluta, la distancia absoluta con pesos, la euclidiana y la distancia euclidiana con pesos. Covavisaruch [16] en la etapa de verificación utiliza estas mismas distancias, agregándole dos nuevas: la distancia D1 y la S1 (ecuaciones (1) y (2)). En este método las características que se extraen son la longitud y el ancho de los dedos, así como el ancho de la palma; y esto se hace de forma invariante a la posición de la mano, por lo que uno de sus principales logros es que en la captación de las imágenes no son necesarios las clavijas utilizados en [15].

$$D_{d_1} = \sum_{i=1}^d \frac{|y_i - f_i|}{y_i - f_i} \quad (1)$$

$$D_{s_1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^d \frac{\min(y_i, f_i)}{\max(y_i, f_i)} \quad (2)$$

Sanches-Reillo et al. [17] definieron e implementaron un sistema biométrico basado en un conjunto óptimo de características geométricas de la mano. Dividen los ángulos y distancias principales de la mano en cuatro categorías diferentes: Anchura, longitudes, desviaciones, y ángulos entre los puntos interiores del dedo. Treinta y una características son extraídas, y después de aplicarle a un análisis discriminario se obtiene un vector de rasgos de 25 componentes. El clasificador del próximo vecino (K-NN) con distancia Euclideana y distancia de Hamming, los Modelos de la Mezclas Gaussianas (GMM), las funciones Radial Basis (RBF) y las redes neuronales son utilizados en el paso de clasificación y verificación. El sistema fue probado utilizando una base de datos de 200 imágenes de 20 usuarios. En la verificación biométrica se obtuvo un EER 5% independientemente de la técnica de clasificación y el tamaño de vector de característica usado.

En Kumar et al.[18] se plantean la posibilidad de mejorar el rendimiento de los sistemas existentes basados en la geometría de la mano, mediante la discretización de las características extraídas, utilizando heurísticas basadas en entropía. El rendimiento del método propuesto es comparado utilizando variedad de clasificadores como SVM y KNN, mostrando buenos resultados en una base de datos de 100 personas. En Stasiak y Ryszard [19] utilizan las máquinas de soporte vectorial (SVM) en la etapa de clasificación y comparan los resultados obtenidos contra otros métodos que utilizan el cálculo de distancia entre vectores y los basados en redes neuronales.

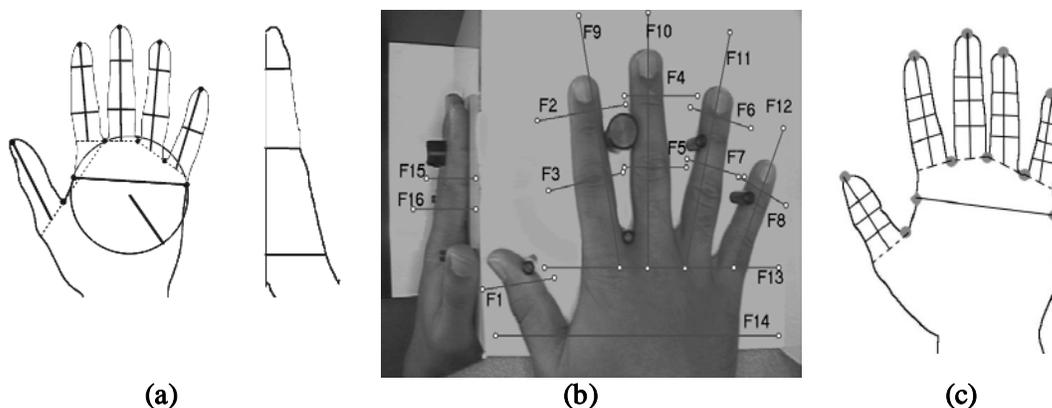


Fig. 3. Conjuntos de características extraídas en varios de los métodos analizados. 2(a) Golfarelli[14]. 2(b) Jain en [15]. 2(c) Covavisaruch [16]

Jain et al. [20] presentaron un método de autenticación basado en la comparación de deformaciones en las formas de la mano. El método propuesto de autenticación es realizado en 5 pasos: la eliminación de la clavija de la extracción de imagen, extracción del contorno, la alineación, la computación de distancia entre modelos y la verificación a través del Error Promedio de Alineación (MAE) con un umbral de decisión T . Los mejores resultados (FRR 2 % FAR y de 3.5 %) fueron obtenidos para un umbral de decisión de 1.80.

Una de las desventajas principales de estos métodos la constituye el hecho de que la mayoría de ellos requieren de que todas las imágenes sean tomadas en la misma pose, por lo que la mayoría de estos sistemas fuerzan a los sujetos a ser identificados a colocar la mano sobre unas clavijas para garantizar esto. Este inconveniente se une al planteado anteriormente sobre el bajo poder de discriminación de las características geométricas condenando a este tipo de métodos a ser utilizados solamente en sistemas de control de acceso o combinándolo con otros sistemas biométricos para obtener un mayor poder discriminativo. En la literatura también se encuentran varios sistemas multimodales que utilizan la geometría de la mano con otro tipo de característica como las impresiones palmares [3, 8] y la combinación de estas con las impresiones digitales [9-10]. Entre las principales ventajas que tienen es que la adquisición de las imágenes se puede realizar utilizando técnicas no invasivas, así como que el proceso de verificación requiere de un procesamiento simple de los datos lo que contribuye a que los tiempos de respuesta sean rápidos.

2.2 Sistemas Basados en el reconocimiento de los patrones vasculares en la superficie dorsal de la mano

Los investigadores han determinado que el patrón de venas en un individuo es único y no sufre cambios significativos en el transcurso del tiempo [21], por lo que la detección de estos patrones se ha convertido en una vía de solución alternativa para el problema de la autenticación personal. Una ventaja importante de tal enfoque es que las venas se encuentran ocultas bajo la piel y por consiguiente resultan mucho más difíciles de alterar que las características externas de la mano, otro de los principales atractivos de este tipo de métodos es la manera de tomar las imágenes que resulta poco invasiva. Hay dos técnicas básicas de adquisición de imágenes IR de la mano:

- 1- Con una cámara CCD en el caso en que la mano está iluminada por una fuente de la luz infrarroja.
- 2- Con una cámara de infrarrojo cuando este no es el caso.

Generalmente los métodos utilizados para el reconocimiento de patrones vasculares en la superficie de la mano realizan una etapa de preprocesado en la que le son aplicadas a la imagen un conjunto de filtros

con el fin de aumentar el contraste y reducir el ruido, entre los que se encuentran: los filtros gaussianos de paso alto y de paso bajo [22-23] ; los filtros top-hat y bottom-hat [24]. De la imagen se segmenta la región de interés (ROI) a partir de la cual se van a extraer los patrones vasculares, los cuales se obtienen generalmente mediante un proceso de binarización de la imagen.

En [23] estas imágenes binarias son las que se almacenan como rasgos, utilizando como función de similaridad la correlación lineal entre dos patrones. En Yuan [24] y Tanaka [25], aplican un proceso de afinamiento a los patrones de venas de forma tal que lo que almacenan son las imágenes esqueletos obtenidas y la similaridad entre dos patrones es calculada a partir de la correlación basada en fase y la comparación de modelos mientras que en Wang et al [26] realizan una comparación de forma mediante una distancia de Hausdorff entre segmentos de líneas.

En Malki et al[27] y Wang [28] las características extraídas a partir de una imagen esqueleto de los patrones de vena son las bifurcaciones y terminaciones, de las cuales se almacenan el tipo, la posición y la dirección. En estos enfoques las minucias son utilizadas (al igual que en las impresiones digitales) como representaciones geométricas de la forma de los patrones vasculares. En [28] se hace un estudio sobre una base de datos de imágenes infrarrojas que muestra que para una imagen de venas se tienen como promedio 13 minucias, divididas en 7 bifurcaciones y 6 terminaciones. Proponen la distancia de Hausdorff para evaluar el poder discriminativo de estas minucias en el proceso de verificación. En sus experimentos en una base de datos de 47 personas obtuvieron resultados de 0% en EER

En el método de Lin et al.[29-30] a partir de la ROI utilizando la transformada *watershed* extraen los puntos característicos de los patrones de vena (FPVP). Una representación multiresolución de imágenes con FPVP es obtenida mediante la aplicación de múltiples filtros que extraen los puntos dominantes mediante el filtrado de distintas características para cada FPVP. Una función de integración jerárquica es aplicada para la combinación de estos múltiples rasgos. En sus experimentos realizados sobre una base de datos de 960 (30 imágenes de 32 personas diferentes) muestran resultados con FRR=1.5% y FAR = 3.5 %.

De forma análoga a los sistemas biométricos que utilizan las características geométricas de la mano, estos métodos son útiles solo en aplicaciones de control de acceso en las que se pueda disponer del dispositivo adecuado para tomar las imágenes infra-rojas. Además, otra de las limitaciones que tiene este tipo de sistema es el alto precio de la mayoría de los dispositivos, dado que muchos de ellos demandan de imágenes IR de alta calidad para lograr una buena segmentación de los patrones vasculares.

3. Sistemas basados en el reconocimiento de impresiones palmares

La utilización de las impresiones palmares para la identificación con propósitos legales ha estado en uso casi desde el mismo tiempo en que se reporta la utilización de sistemas basados en huellas digitales. Las impresiones palmares comprenden 30 % de todas las huellas dejadas de la escena de crimen [31]. Tanto como otro 20 % está hecho del borde de la mano, las regiones de los dedos que se encuentran entre la palma y las puntas del dedo y otras partes de la mano.

La palma es la superficie interna de la mano entre la muñeca y los dedos. Una impresión palmar está compuesta por las líneas principales, las arrugas y las crestas. Usualmente una palma tiene tres líneas principales, causadas por el flexionar de la mano y la muñeca, las cuales son conocidas como la línea del corazón, la línea principal y la línea de la vida, contiene también otros pliegues de menor dimensión conocidos también como arrugas, y al igual que en las huellas digitales están presentes las crestas.

Los sistemas que utilizan las impresiones palmares para tareas de reconocimiento pueden ser separadas en dos grandes grupos dependiendo del tipo de imágenes que utilizan: los sistemas que trabajan con imágenes de baja resolución y aquellos que lo hacen con imágenes de alta resolución.

Los sistemas que trabajan con imágenes de baja resolución (75, 100 dpi) [32-34] son usualmente más rápidos por lo que son más factibles de ser utilizados en sistemas de control de acceso en tiempo real.

Usualmente estas imágenes son obtenidas a partir de cámaras y a partir de ellas se pueden extraer las líneas principales y los pliegues más pronunciados.

Por su parte, los sistemas que utilizan imágenes de mayor resolución (500 dpi) [6] son los más similares a los existentes para las impresiones digitales. De forma general, las impresiones se obtienen a partir del escaneo de una imagen entintada de la palma de la mano sobre un papel. De esta forma se pueden obtener además de las características extraídas a las imágenes de baja resolución, las crestas, terminaciones, bifurcaciones, los puntos delta. Generalmente este tipo de métodos no es utilizado para aplicaciones de tiempo real.

3.1 Preprocesamiento y normalización de la imagen

La mayoría de los algoritmos de comparación de rasgos palmares (sobre todo los que trabajan con imágenes de baja resolución) son aplicados sobre una región de interés (ROI), la cual consiste en una subimagen rectangular, que se encuentra en el centro de la imagen palmar y que contiene la mayor información sobre las líneas presentes en la impresión. Para la extracción de esta región, los algoritmos tienen que lidiar con problemas tales como la rotación y el desplazamiento de las imágenes, problemas estos que de no ser detectados y corregidos pueden traer consecuencias desastrosas en la etapa de comparación. Por esta causa, la mayoría de estos métodos realizan una primera etapa de normalización y de recorte para obtener la ROI sobre la que van a extraer los rasgos principales de la imagen.

Gran parte de estos métodos son estrictamente dependientes de la forma en que son tomadas las impresiones. Este es el caso del enfoque utilizado por Han [35] en el cual para el cálculo de la ROI y el alineamiento se utilizan un conjunto de puntos característicos en la imagen que van desde el punto medio de la muñeca hasta las puntas de los cinco dedos y los valles entre ellos.

Uno de los algoritmos ampliamente utilizado para la alineación de las impresiones y extracción de ROI consiste en la definición de un sistema de coordenadas rectangulares a partir de tres puntos característicos ubicados en los valles que se encuentran entre los cuatro dedos superiores de la mano [36-40] (**Fig. 3a**) (es decir, sin tomar en consideración el dedo gordo). Los pasos principales de este algoritmo son:

- 1 Binarización.
- 2 Filtro Gaussiano para suavizar y mejorar la imagen.
- 3 Trazar el contorno de la mano.
- 4 Hacer un seguimiento de bordes y calcular los centros de gravedad de los valles entre los dedos.
- 5 Entre los puntos K_1 y K_3 se traza el eje de las Y, y a partir de K_2 se traza el eje de las X por el punto medio de la línea entre K_1 y K_3 .
- 6 Rotar la imagen de forma tal que el eje de coordenadas quede horizontal y recortar una región de interés desplazándose sobre el eje de las X a un tamaño prefijado.

En [32, 41] se introduce una ligera modificación a este algoritmo, debido principalmente a que de el tipo de imágenes que utilizan no se puede extraer el valle entre los dos dedos centrales de la mano. Para lidiar con esto obtienen los dos centros de gravedad de los dedos de los extremos y por el punto medio de la línea entre ellos trazan el correspondiente eje de las Y.

Lia et al [42] (**Fig. 3b**) presenta un algoritmo general de alineamiento para impresiones palmares el cual es independiente de la forma en que las imágenes son capturadas ya que se basa solo en la información proporcionada por el borde externo de la mano (el cual es seleccionado como eje Y trazando la línea que interpola los puntos que pertenecen a este) y en la terminación de la línea del corazón (seleccionada como origen y trazando a través de él una línea perpendicular al eje Y). Este algoritmo es capaz de alinear imágenes palmares incompletas (siempre que esté presente la información necesaria de referencia), además de la capacidad de lidiar con rotaciones menores de 90 grados, aunque se le pueden introducir mejoras que permitan alinear imágenes rotadas en cualquier dirección. Este método a diferencia de los anteriores ha sido utilizado y probado en sistemas que trabajan con imágenes palmares entintadas obtenidas vía escáner.

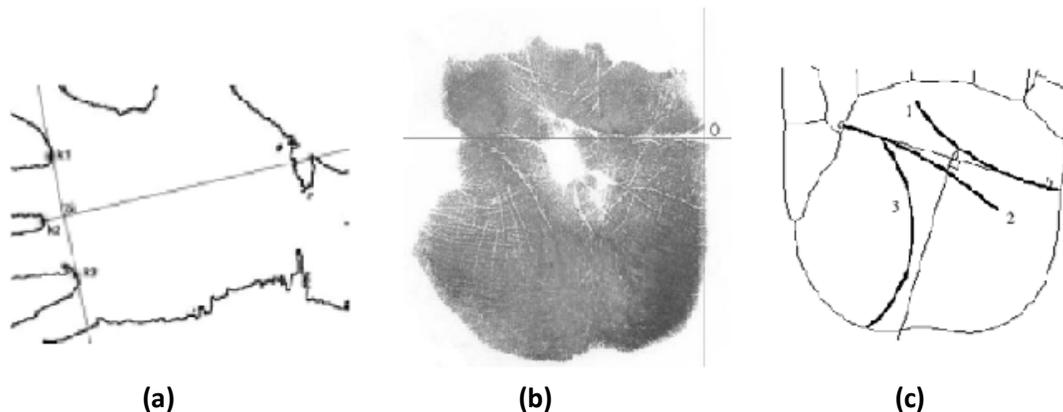


Fig. 4. Puntos de referencias y ejes de coordenadas trazados por diversos métodos

A partir de las líneas principales se pueden extraer los dos puntos de terminaciones **a** y **b**, donde se interceptan con los bordes exteriores de la palma. Zhang [43] (**Fig. 3c**) describe un conjunto de propiedades que cumplen estas terminaciones y el punto medio **o** que se encuentra entre ellas:

- Estos tres puntos son invariantes a la rotación en una impresión palmar.
- Puede ser establecido un sistema de coordenada cuyo centro es **o**.
- De acuerdo con lo anterior la imagen palmar puede ser dividida en tres regiones:
 - I. La raíz de los dedos.
 - II. La región interna.
 - III. La región externa.
- El tamaño de la palma puede ser inequívocamente determinado por la distancia euclidiana entre sus terminaciones y la longitud del segmento perpendicular trazado por el punto **o**.

Estos tres puntos son llamados **datum point** y han sido ampliamente utilizadas sus propiedades de invarianza para la comparación de impresiones palmares[43-46].

3.2 Métodos para la comparación de impresiones palmares

En la literatura se han reportado varios enfoques para lidiar con el problema de identificación/verificación de impresiones palmares; los cuales pueden ser divididos principalmente en cinco categorías de acuerdo con la forma que tienen de abordar el problema: aquellos en que la característica fundamental son las líneas, los basados en la orientación, los que utilizan las características de textura de la impresión, basados en apariencia, y combinación de características. A continuación hemos realizado un estudio sobre los algoritmos que consideramos más distintivos en cada una de las siguientes categorías.

3.2.1 Métodos basados en líneas

Como las líneas son el principal componente presente en una impresión palmar no es de extrañar que uno de los enfoques más usados para atacar el problema de la comparación sea precisamente mediante la extracción de líneas (aquí por líneas entendemos tanto las líneas principales como los pliegues y arrugas más acentuadas). Diversos algoritmos han sido desarrollados que utilizan esta vía diferenciándose

principalmente por la forma en que extraen las líneas y hasta qué punto consideran una línea como relevante para el problema de la comparación de palmares.

Uno de los más simples es el presentado por Duta et al[47] (**Fig. 4**) donde utilizan como rasgos un conjunto de puntos que se encuentran ubicados sobre las líneas de la impresión palmar. En el proceso de extracción se realiza una binarización de la imagen para obtener los pixeles candidatos a líneas, a este resultado se le aplican un conjunto de operaciones morfológicas con el fin de eliminar el ruido y los falsos candidatos. De los pixeles de línea resultantes, se hace un muestreo de entre unos 200 a 400 pixeles que van a ser los rasgos de la palma, partiendo del supuesto de que la conectividad no es esencial para el proceso de cotejo, además de reducir el costo computacional. La decisión en lo que se refiere a si dos impresiones pertenecen a la misma mano se basa en computar un índice de correspondencia entre los conjuntos de puntos pertenecientes a ambas impresiones. La técnica de comparación es basada en las deformaciones no lineales de los dos conjuntos. Las impresiones de los experimentos fueron obtenidos con una resolución de 200 dpi (el tamaño de imagen 400 x 300 con 256 niveles de grises). En los experimentos los autores tomaron imágenes palmares con distintos tamaños, así como con diferentes posiciones, reportando un error total de clasificación de un 5,7%. Como un aspecto negativo de estos resultados se puede señalar que los experimentos fueron realizados sobre una base de datos muy pequeña (15 imágenes de cada una de las dos manos de tres personas diferentes), por lo que sería interesante efectuar pruebas con un número mayor de impresiones diferentes.

Zhang et al [43, 45-46] utilizan las propiedades de invarianza de los *datum point* para la verificación de impresiones palmares. A partir de ellos establecen un nuevo sistema de coordenadas y para cada segmento de línea son computados tres características: terminaciones, intercepción y ángulo de inclinación con respecto a este nuevo sistema. Dos segmentos de línea pertenecientes a dos impresiones diferentes son reconocidos iguales si la diferencia entre las características asociadas a cada uno es menor que cierto umbral determinado empíricamente. En [45]muestran otros resultados experimentales que validan su método de extracción de los *datum points* en presencia de imágenes rotadas e incompletas. El sistema de verificación fue probado con 200 impresiones a partir de 20 palmas derechas diferentes y a partir de los resultados experimentales los autores plantean que el sistema puede tener resultados ideales utilizando un umbral entre 0.1 y 0.12.

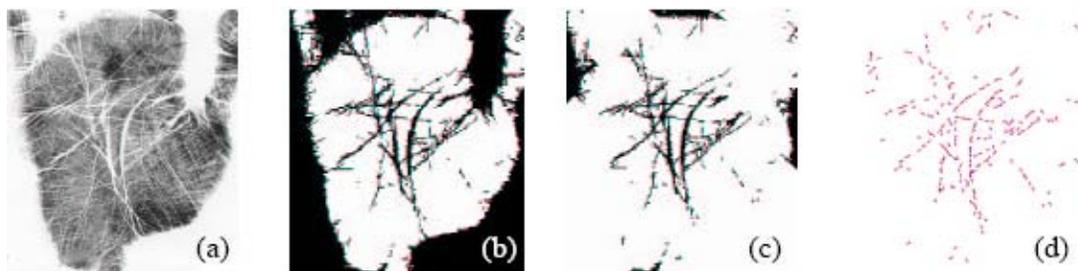


Fig. 5. Proceso de extracción de rasgos en [47]. (a) Impresión Palmar, (b) Imagen binarizada, (c) Eliminación de ruido, (d) Extracción de los puntos de línea

Con el fin de aumentar la eficiencia computacional Jain [44, 48] analiza solo las líneas que se encuentran más cercanas al origen del sistema determinado por los *datum points* y que la longitud del segmento sea mayor que cierto umbral T . Para cada una de estas líneas relevantes se toman los segmentos más cercanos conformando un vector de características (NNV), en el cual se almacenan las distancias D entre el punto medio de la línea, con respecto al punto medio de la líneas vecinas, el ángulo α entre dos aristas vecinas (las aristas son las líneas imaginarias que conectan los puntos medios de dos segmentos de líneas), el ángulo β entre la orientación del segmento de línea y la arista y el ángulo γ entre el eje imaginario que pasa por el punto central del segmento y la dirección del segmento (**Fig. 5**).

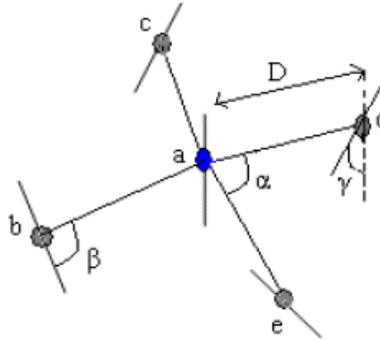


Fig. 6. Formación de un NNV de orden 4

El proceso de comparación lo realizan en dos niveles, el primero de los cuales consiste en el cálculo de un *NNVscore* (computar una diferencia componente a componente entre dos vectores NNV pertenecientes a impresiones diferentes y sumarlas, utilizando una función de peso para cada característica diferente). Dos segmentos son considerados iguales si su *NNVscore* sobrepasa cierto umbral, de estos, en la segunda etapa se seleccionan los pares de líneas con los *NNVscore* más bajos y se les realiza un nuevo cálculo de similaridad teniendo en cuenta ahora la diferencia relativa entre las posiciones y direcciones de los puntos medios de los segmentos con respecto al *datum point*.

Liu [34, 49] presenta un nuevo detector de líneas que utiliza un filtro isotrópico no lineal. Este detector agrupa los píxeles cuyo brillo es similar al centro de una máscara con pesos de píxeles que tienen brillo similar (WMSB). Mientras menor sea WMSB menor será la respuesta del filtro a las líneas. En varios aspectos, esta variante es similar al detector de esquinas de Susan[50]. Sin embargo este algoritmo no realiza un resaltado previo de la imagen por lo que puede dar resultados erróneos cuando las líneas no son muy claras, incluso puede detectar como líneas pequeñas regiones oscuras presentes en la imagen. Es incapaz además de detectar la orientación de las líneas, los cuales constituyen un rasgo importante a la hora de diferenciarla de los surcos. En Wu [51-52] se extraen a partir de los puntos *cero-cross* de la derivada de primer orden y los puntos de los bordes en la derivada de segundo orden. Para esto son utilizadas dos funciones Gaussianas para el suavizado de la imagen y el cálculo de las derivadas. Para resolver los problemas de rotación, en la etapa de comparación las imágenes de líneas son rotadas unos cuantos grados y todas las imágenes resultantes son mezcladas utilizan el operador lógico OR. Una de sus principales desventajas es que depende de los parámetros σ_f y σ_s que son las varianzas utilizadas en los filtros gaussianos, parámetros que al ser fijados con anterioridad imposibilita al método la detección de algunas líneas.

En Zhang[53] descomponen la imagen en varias bandas utilizando la transformada completa wavelet. Las líneas y surcos principales son resaltados en los coeficientes wavelets, específicamente, las líneas en las direcciones vertical, horizontal y diagonal son resaltadas por los coeficientes wavelets en las direcciones respectivas. En cada sub-banda los coeficientes predominantes son extraídos mediante la técnica del modelado de contexto. El valor de contexto de un coeficiente dado es definido como una función de sus vecinos (utilizan el promedio con pesos). Mediante el cómputo del contexto para cada píxel es posible agrupar los que tengan características semejantes. De esta forma son seleccionados los píxeles más significativos de cada sub-banda y marcados como pertenecientes a líneas. A partir de estos puntos son extraídos un conjunto de rasgos de textura: Centro de Gravedad (AGCS), Densidad (DS), Dispersión Espacial (SDS), Energía (ES). Los autores utilizan el rasgo AGCS con fines de clasificación para hacer agrupamientos dentro de la base de datos. En la etapa de cotejo, la medida de similaridad se obtiene mediante el promedio con pesos de los distintos rasgos de las imágenes comparadas.

Una idea equivalente al análisis de contexto es utilizada por Huang et al [32] donde proponen la utilización de la transformada de Radon sobre una vecindad de la impresión palmar para obtener las líneas

principales sobre la imagen. Los autores aplican la transformada en forma local argumentando que de esta forma pueden atrapar mejor las características de la imagen que aplicada de forma global donde es posible que segmentos de línea que sean significativamente más cortos que la longitud de la imagen no sean reconocidos.

A cada pixel de la imagen se le asocian dos valores (energía e y dirección θ_k), originándose de esta manera dos nuevas imágenes. En la ecuación (3) se obtiene el valor de la transformada Radon sobre un conjunto de puntos definidos sobre la línea L_{θ_k} en una vecindad de $N \times N$.

$$r[L_{\theta_k}] = \frac{1}{c} \sum_{i,j \in L_{\theta_k}} f(i, j) \quad (3)$$

$$\theta_k = \arg(\min(r[L_{\theta_k}])) \quad (4)$$

$$e = \left| \min(r[L_{\theta_k}]) \right| \quad (5)$$

$$s(A, B) = \frac{\left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n A(i, j) \cap B^*(i, j) \right)}{N_A} \quad (6)$$

De esta forma, el algoritmo en una primera fase se queda con los pixeles de mayor energía (los que pertenecen a las líneas), y en una segunda fase se hace una discriminación entre cuales pixeles pertenecen a las líneas principales y cuales pertenecen a las arrugas. Para esto utilizan la imagen direccional, a partir de la cual obtienen dos nuevas imágenes (una de pixeles cuya dirección se encuentre entre 0 y 90 grados y la otra de pixeles cuya dirección se encuentre entre 90 y 180 grados). Finalmente hacen un nuevo cálculo de la energía utilizando la transformada Radon sobre estas imágenes y a partir del supuesto de que las líneas principales tienen una mayor energía que las arrugas (puesto que son más fuertes y derechas) se quedan con aquella imagen que tenga un mayor valor de energía. Para el cotejo utilizan un método de comparación de pixel contra área definido por (6).

Donde $B^*(i, j)$ es el conjunto de pixeles dado por $B(i, j)$, $B(i - 1, j)$, $B(i + 1, j)$, $B(i, j - 1)$, $B(i, j + 1)$. Evidentemente $A(i, j) \cap B^*(i, j)$ es uno si y solo si $A(i, j)$ y al menos un punto de $B^*(i, j)$ pertenecen a las líneas principales.

Este enfoque fue comparado con los algoritmos de Liu [49] y Wu [51], tomando como referencia la base de datos [54] con los mismos conjuntos de entrenamiento y control, obteniendo EER en el orden de los 0,5%, siendo ligeramente mejor los métodos de Liu y Wu al propuesto por Huang, esto puede estar ocasionado a que Huang solo tiene en cuenta las líneas principales, mientras que los otros dos consideran también algunas arrugas significativas que se encuentran presentes en la mano y que son capaces de aportar un poder de discriminación extra.

3.2.2 Métodos basados en la orientación

Los métodos que se basan en la orientación para la extracción de rasgos son de manera general más robustos a cambios de iluminación y tienen un mayor poder de discriminación que otros métodos. Sin embargo, este tipo de enfoques tiene que lidiar con el problema de tener más de un componente direccional en la imagen (líneas, crestas, arrugas) que se superponen unas con otras y pueden generar error en el proceso de extracción, sobre todo en imágenes de alta resolución. Teniendo en cuenta lo anterior, estos algoritmos pueden ser separados en dos grupos: los que se basan en la información direccional para

la discriminación entre las líneas presentes en la mano [6, 51, 55] y los que utilizan la información direccional en una subregión de la imagen para la comparación [35, 56].

Partiendo de la idea de que los patrones de crestas existentes en las huellas digitales también se encuentran presentes en la superficie palmar y se mantienen prácticamente invariantes con el paso de los años, es natural pensar que el reconocimiento de impresiones palmares se puede realizar mediante la comparación de bifurcaciones y terminaciones (minucias). Sin embargo, la mayoría de los métodos de extracción de minucias existentes no dan buenos resultados aplicados a palmares [6]. Esto es producto a que la mayoría de los algoritmos de extracción de minucias parten del cálculo de las orientaciones locales de las crestas, asumiendo que este es el único flujo direccional en la superficie. En el contexto de las impresiones palmares esto resulta un problema, ya que la presencia de pliegues, que se solapan o interceptan con las crestas provoca que estos sean detectados también en el proceso.

Funada et al. [6] proponen un algoritmo para la detección de las crestas de forma más confiable, basado en la eliminación de los pliegues. Para ello dividen la imagen palmar en pequeñas subimágenes, en cada una de las cuales se hace una extracción de los candidatos a crestas, mediante la detección de picos en el espectro de potencias (en esta etapa son reconocidos tanto las crestas como los pliegues).

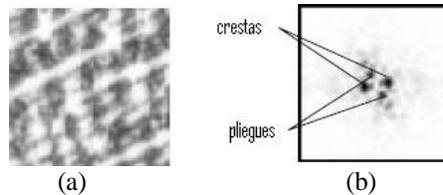


Fig. 7. (a) Imagen local. (b) Imagen en el espectro de frecuencia $|H^{1,i}(\epsilon, \eta)|^2$

Partiendo de estos candidatos, se hace una selección de los que representan las crestas en cada área local teniendo en cuenta características globales como la continuidad. Se toman los candidatos con mayor probabilidad de ser crestas (los picos de mayor amplitud) y las regiones que los contienen son denominadas “áreas de gran confiabilidad” (AGC), entonces se hace una evaluación de la conectividad entre estas y sus vecinas. De esta forma los candidatos correspondientes a crestas son seleccionados en las otras regiones, de acuerdo a su grado de continuidad con las (AGC).

Finalmente, se hace una reconstrucción de la imagen partir de la cual se pueden aplicar los métodos clásicos de extracción de minucias [57-58], como mismo se utilizan para las impresiones digitales.

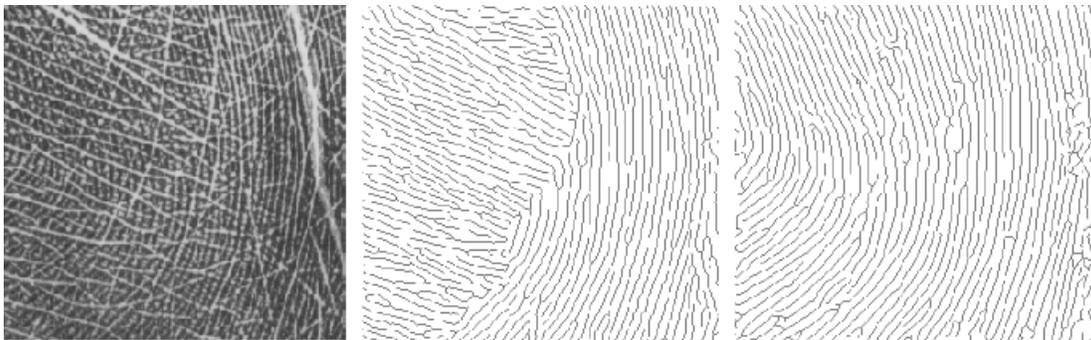


Fig. 8. (a) imagen original. (b) Imagen obtenida utilizando el método de impresiones digitales[59]. (c) Imagen obtenida con el método propuesto en [6]

Chen [55] analiza la información direccional para identificar los pixeles que se encuentran sobre las líneas, basándose en el supuesto de que un punto que se encuentra sobre una línea cumple una de las dos características siguientes:

- Hay una gran diferencia entre su dirección y la de sus vecinos.
- Se encuentra sobre una larga y estrecha región, la cual cumple que su ancho es mayor que el de sus regiones vecinas.

Una vez detectado el conjunto de puntos de interés, son conectados entre sí para obtener los segmentos de líneas presentes en la imagen, eliminando así los falsos candidatos. En la etapa de comparación, estas líneas son representadas en forma de imagen y el proceso se reduce a hacer un cotejo pixel a pixel después de una etapa previa de alineamiento.

Wu et al [60] calculan la información direccional mediante la convolución de diferentes máscaras con la imagen original. La Fig. 8 muestra la máscara utilizada para el cálculo de la imagen con orientación 0°, el resto de las máscaras se obtiene mediante la rotación de los valores de acuerdo al ángulo correspondiente.

$$T_{0^\circ} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 \\ 3 & 3 & 3 & 3 & 3 & 3 & 3 & 3 & 3 & 3 \\ 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Fig. 9. Máscara de orientación correspondiente a la dirección 0°

Este método explota la idea de que los pixeles pertenecientes a las líneas tienen un valor de escala de gris menor que sus vecinos que no pertenecen, por lo que toma la dirección en la que la magnitud resultante en el pixel sea menor. De esta manera, a partir de un conjunto de imágenes direccionales (usualmente con dir 0°, 45°, 90° y 135°) se llega a una imagen de orientación que constituye el vector de características. Como medida de similitud tomaron la distancia de Hamming entre dos imágenes de rasgos.

El otro tipo de algoritmos basa su funcionamiento en extraer la información direccional de la imagen utilizando operadores como Sobel[61] o Canny [62] y después construyen un vector de rasgos resultante de dividir la imagen direccional en pequeñas subimágenes. Este es precisamente el núcleo del método propuesto por Han[35], quien utilizó el operador de Sobel y filtros morfológicos para la obtención de la información direccional a partir de la ROI, la cual es dividida en cuadrículas utilizando tres tamaños diferentes (32 x 32, 16 x 16 y 8 x 8). Cada componente del vector de característica está representado por el valor medio de los pixeles pertenecientes a la subimagen correspondiente. Para la verificación de la similitud se utilizaron: el método de comparación de múltiples modelos y una red neuronal con retropropagación del error.

Por su parte, Wu et al[56] se basan en la característica direccional del elemento (DEF)[63], utilizada en el reconocimiento de caracteres chinos escritos a mano, para la obtención de un nuevo rasgo difuso de la energía direccional del elemento (FDEEF). Para esto extraen las líneas principales de la impresión palmar con el operador de Canny. A partir de las magnitudes del gradiente resultantes definen cuatro conjuntos difusos ($u_0, u_{45}, u_{90}, u_{135}$).

Para formar los vectores de rasgos la imagen es dividida en $M \times M$ bloques de igual dimensión y a cada bloque le es calculado el FDEEF para cada bloque según:

$$E_i = \sum_{j=1}^M (mag() * u_i(x_j, y_j))^2 \quad \text{con } i \in V \text{ donde } V = \{u_0, u_{45}, u_{90}, u_{135}\} \quad (7)$$

Donde $mag(x_j, y_j)$ corresponde a la magnitud del gradiente y $u_i(x_j, y_j)$ es la función de pertenencia al conjunto u_i del pixel (x_j, y_j) .

A partir de los FDEEF los autores extraen dos nuevas características:

- Rasgo de energía de las líneas a nivel de bloque (BEEF), que consiste en para cada bloque sumar las energías de todas las direcciones.
- FDEEF global (GFDEEF), que consiste en un vector de dimensión cuatro donde cada componente en la sumatoria de la energía en la dirección correspondiente de todos los bloques.

Experimentalmente los autores determinaron los poderes discriminantes de las características propuestas (GFDEEF= 16%, BEEF=91,2% y FDEEF= 97,2%), a partir de esto se propone la combinación en forma jerárquica para descartar candidatos y así aumentar la eficiencia del sistema.

3.2.3 Métodos basados en el análisis de textura

Diversos autores se han apoyado en las técnicas existentes de análisis de textura para abordar el problema de la comparación de imágenes palmares. Para esto parten del supuesto de que las líneas presentes en la imagen palmar conforman un patrón que es único para cada individuo, y la mayoría de sus trabajos están encaminados a encontrar los rasgos de textura que mejor discriminen en este sentido. La mayoría de los enfoques se basan en los filtros 2-D de gabor [33, 36], en los momentos de Zernike [37, 64], transformada de Fourier [65], entre otros [66-67].

Pang et al [37] utilizan los momentos Zernike, los momentos seudos Zernike y los momentos Legendre, para la extracción de rasgos en impresiones palmares. Estos momentos son capaces de general un conjunto de características estadísticas y geométricas que contienen información sobre la estructura de las líneas presentes. Como medida de similaridad entre dos impresiones utilizan la distancia euclidiana entre los distintos momentos extraídos a las imágenes, los autores justifican la utilización de esta medida en vez de una más compleja planteando que ellos estaban centrados en el proceso de extracción de rasgos. Los resultados experimentales han demostrado que el desempeño del sistema depende del orden de los momentos así como de su tipo. Los momentos seudos Zernike de orden 15 mostraron el mejor desempeño de entre todos los momentos. Su tasa de verificación es 95.75 % con FAR = 4.25 % y el % FRR 4.47% sobre una base de datos consistente en 50 clases diferentes de impresiones, con 6 muestras para cada clase.

Una de las desventajas principales de este método es que los cálculos son muy complejos por lo que requiere de mucho tiempo de ejecución. En un intento por resolver esto los mismos autores en un trabajo posterior [38, 64] proponen la utilización de la transformada wavelet en varios niveles, para la obtención de una banda de baja resolución, para aplicar sobre esta los momentos de Zernike. De esta forma, mediante la extracción rasgos en una imagen de baja dimensión disminuyen el costo computacional. En sus resultados experimentales demuestran que se mantiene el mismo nivel de reconocimiento que su equivalente sin aplicar la transformada wavelet, sin embargo el tiempo disminuye en una proporción de 2^k donde k es la cantidad de niveles en los que se aplica la transformada.

Estos momentos de Zernike resultan descriptores poderosos, pues poseen la propiedad de ser invariantes a la rotación, sin embargo tienen en contra que no son independientes de la traslación. Li et al [68] introducen algunas transformaciones sobre el cálculo de los momentos para lograr unos rasgos invariantes a la traslación (TIZMs). Utilizando como clasificador una red neuronal modular, sus resultados fueron probados utilizando la base de datos [54], aunque tomando solo en consideración una sesión de captura de imágenes, en vez de las dos. De las 10 imágenes tomadas en cuenta por individuo, 3 fueron utilizadas como entrenamiento y las restantes como control. En sus resultados muestran un EER=0.8%.

Otro enfoque ampliamente explotado ha sido el análisis de impresiones palmares utilizando los filtros de Gabor. Zhang et al [33, 36, 41], inspirados por el método utilizado en [69] para el reconocimiento de iris, utilizaron en sus trabajos un esquema de codificación basado en estos filtros.

A partir de una imagen filtrada con Gabor se pueden extraer dos tipos de información, la magnitud M_j y la fase P_j :

$$M_j(x, y) = \sqrt{G_j * I(x, y) x (G_j * I(x, y))^{-}} \quad (8)$$

$$P_j(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{i(G_j * I(x, y))^{-} - (G_j * I(x, y))}{(G_j * I(x, y))^{-} + (G_j * I(x, y))} \right) \quad (9)$$

Donde el operador “-” representa el gradiente conjugado. De acuerdo con varios ajustes que se realizan, ambas son independientes del brillo en la imagen, además de que la fase es invariante al contraste también. Por esta causa, la mayoría de los métodos basado en los filtros de Gabor para la descripción de la textura utilizan solamente la fase.

Utilizando los filtros circulares de Gabor extraen un vector de rasgos compuestos por dos matrices (las partes reales y las imaginarias) y una máscara que utilizan para solo tener en cuenta los pixeles pertenecientes a la imagen palmar, evitando de esta forma los de fondo que pueden ser originados por una incorrecta colocación de la mano (Fig. 9). Estas imágenes generadas son llamadas PalmCode por los autores.

El proceso de experimentación fue realizado utilizando la base de datos de la Universidad Politécnica de Hong Kong [54], comparando todas las imágenes presentes en la base de datos entre ellas, obteniendo resultados de EER= 0,6%, FAR=0.04% y GAR=98%.

Siguiendo esta misma idea en [70-71] se propone un mecanismo de fusión para combinar un conjunto de imágenes de orientación resultantes de aplicar a la impresión palmar un conjunto de filtros de Gabor. La magnitud M_j y la fase P_j son utilizadas para generar las imágenes de fusión. Sean $\{M_j\}$ el conjunto de imágenes de PalmCode generadas.

$$k = \arg \max_j (M_j(x, y)) \quad (10)$$

$$(h_r, h_i) = (1, 1) \quad \text{si } 0 \leq P_k(x, y) < \frac{\pi}{2} \quad (11)$$

$$(h_r, h_i) = (0, 1) \quad \text{si } \frac{\pi}{2} \leq P_k(x, y) < \pi \quad (12)$$

$$(h_r, h_i) = (0, 0) \quad \text{si } \pi \leq P_k(x, y) < \frac{3\pi}{2} \quad (13)$$

$$(h_r, h_i) = (1, 0) \quad \text{si } \frac{3\pi}{2} \leq P_k(x, y) < 2\pi \quad (14)$$

De esta forma para la codificación se tiene en cuenta el valor de la fase en la posición (i,j) del *PalmCode* con mayor magnitud en esa posición. h_r y h_i son las imágenes imaginarias y real respectivamente. Así, a partir de un conjunto de imágenes *PalmCode* se obtienen una imagen real y una imaginaria que describen a la impresión palmar. En la etapa de cotejo utilizan la distancia de Hamming normalizada al igual que sus predecesores.

Otra modificación que introducen los autores con respecto al trabajo anterior es la utilización de filtros elípticos de Gabor en vez de circulares, además de una selección dinámica del umbral. En sus experimentos plantean que alcanzan una mejora de hasta un 15% en GAR, mientras que tienen un FAR de $10^{-6}\%$.

La correspondencia entre los rasgos del dominio espacial con las características extraídas en el dominio de frecuencia es aprovechada en [65] y [72], mediante la utilización de la transformada de Fourier. En [72] utilizan la comparación de las imágenes basadas en la información de la fase a través del algoritmo de correlación de fases, mientras que en [65] los autores parten del siguiente análisis:

- Mientras los pliegues están más pronunciados en el dominio espacial, menos compacta se encuentra la información en el dominio de frecuencia.

- Si la impresión tiene líneas acentuadas, en el dominio de frecuencia habrá más información sobre el eje vertical.

Para la representación de la imagen utilizan el sistema de coordenadas polares (r, θ) , donde el cambio de energía en r muestra la intensidad de los pliegues palmares y sobre θ reflejan la dirección de los pliegues.

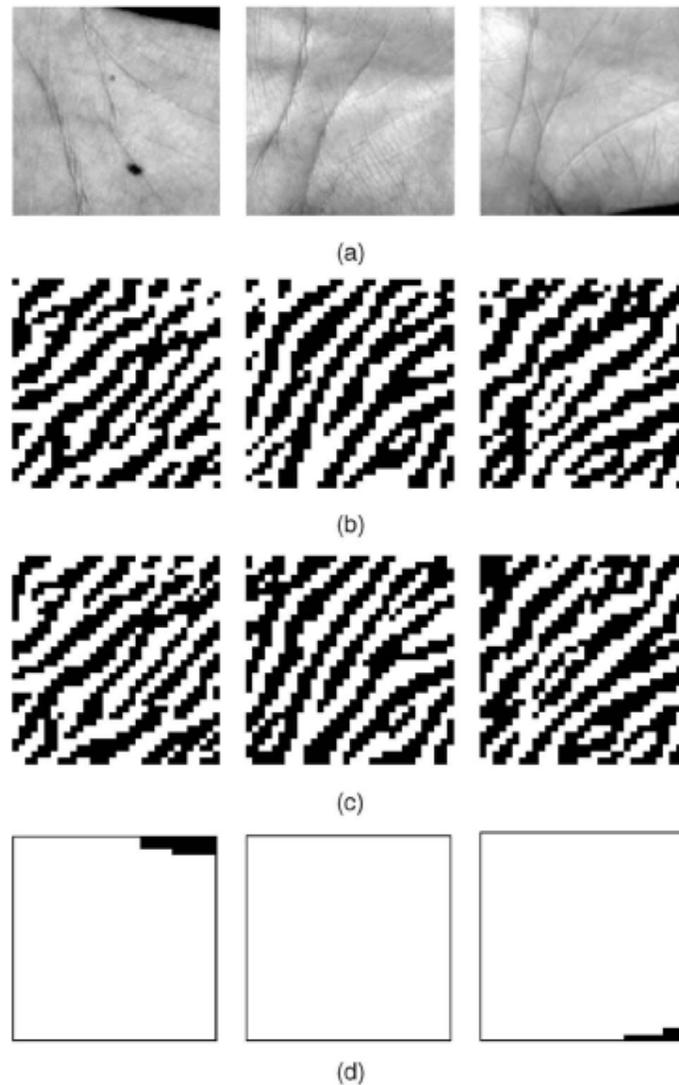


Fig. 10. Rasgos obtenidos a partir del filtro de Gabor. (a) Imágenes originales. (b) Partes reales de las imágenes de texturas. (c) Partes imaginarias de las imágenes de texturas. (d) Máscaras utilizadas para el cálculo de la similaridad (los valores que se encuentran en negro indican partes de la imagen que pertenecen al fondo y que por tanto no serán tenidos en cuenta.)

Las imágenes del dominio de frecuencia es dividida en un conjunto de círculos concéntricos Fig. 10(a) donde la energía de cada anillo viene dada por (15) Para la representación de las direcciones de los pliegues, la imagen en el dominio de frecuencia es separada por un conjunto de líneas que parten desde el centro de la imagen (Fig. 10(b)) y cuyo valor viene dado por (16).

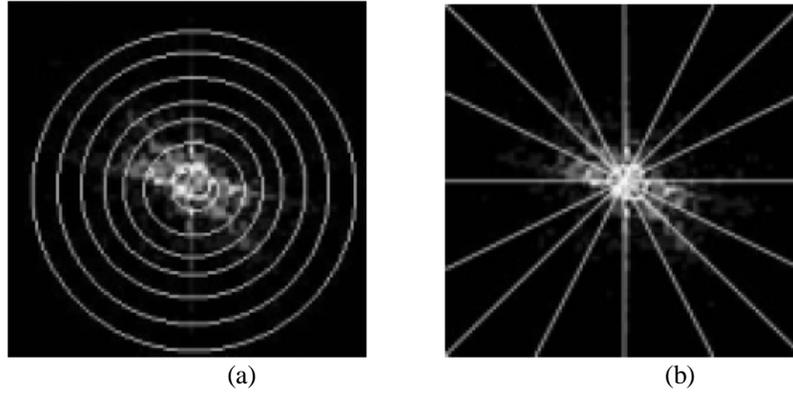


Fig. 11. Segmentación de las imágenes del dominio de frecuencia

$$R_i = \sum_{\theta=0}^{\pi} \sum_{r=8(i-1)}^{8i} \Gamma(r, \theta) \quad (15)$$

$$\theta_i = \sum_{\theta=(i-1)}^i \sum_{r=0}^{64} \Gamma(r, \theta\pi/8) \quad (16)$$

Las imágenes palmares son representadas por los vectores R_i y θ_i y el cotejo se reduce al computo de las distancias entre ellos. Los autores proponen que este sistema sea implementado de manera jerárquica donde una discriminación inicial es realizada a partir de los valores de R_i . En sus experimentos muestran un 92% de identificación en una base de datos conformada por 6 imágenes tomadas a 500 personas diferentes.

3.2.4. Métodos basados en apariencia

Este tipo de métodos se encuentra fundamentado por el estudio realizado en [73] donde se sugiere que la corteza visual primaria en el cerebro realiza el análisis de forma y orientación de la imagen formada por la retina a través de la creación de un mapa tridimensional del espacio visual a partir de funciones bases. En [74] se plantea que una imagen $I(x,y)$ puede ser expresada como una combinación lineal de las funciones base $b_i(x,y)$ (17).

$$I(x, y) = \sum_i^n s_i * b_i(x, y) \quad (17)$$

Donde s_i son los coeficientes de rasgos.

Estas funciones bases son capaces de capturar la estructura inherente de la textura palmar, y este hecho ha inspirado a los investigadores a utilizar técnicas de proyección lineal para crear un conjunto compacto de características para un reconocimiento efectivo.

Se han utilizado el análisis de componentes principales (PCA) y análisis de componentes independientes (ICA) para crear los de vectores bases (*eigenpalm*) a partir de un conjunto de impresiones palmares, de esta forma las imágenes son proyectadas en el subespacio de menor dimensión para obtener los coeficientes s_i . El reconocimiento es realizado mediante la proyección de una nueva imagen en el subespacio definido por los *eigenpalm* y entonces clasifican la palma mediante la comparación de su

posición con respecto a la de individuos conocidos. Entre las técnicas más utilizadas para el cálculo vectores bases se encuentran el PCA [75-76].

En [77-78] proponen aplicar un análisis PCA a una imagen de baja dimensión obtenida vía la transformada Wavelet multinivel de dos dimensiones (DWT). Con la transformada wavelet se obtiene la imagen separada en cuatro imágenes, las cuales consisten en:

- Una imagen a la que se le ha pasado un filtro de paso alto en las direcciones vertical y horizontal.
- Una imagen a la que se le ha pasado un filtro de paso bajo en las dos direcciones.
- Una imagen a la que se le paso un filtro de paso alto horizontal y otro de paso bajo en la dirección vertical.
- Una imagen a la que se le paso un filtro de paso alto vertical y otro de paso bajo en la dirección horizontal.

Teniendo en cuenta esto los autores obtienen la transformada wavelet, aplicando a la imagen a través de una serie de filtros bidimensionales. A los rasgos obtenidos de esta manera se le aplica el método de reducción de dimensionalidad *kernel PCA*, para la extracción de un conjunto de características de dimensión más baja para una discriminación más eficiente de las impresiones palmares.

En la etapa de clasificación utilizan la regla del vecino más cercano, utilizando como medida de similaridad la distancia euclidiana o la distancia euclidiana con pesos indistintamente entre los vectores de rasgos obtenidos. En la experimentación utilizaron la base de datos [54] obteniendo un 99,6% de reconocimiento para un vector de rasgos de tamaño 300 y con la distancia euclidiana con pesos como medida de similaridad.

El ICA también ha sido ampliamente utilizado en la literatura para la extracción de rasgos linealmente independientes en las imágenes palmares [79-80]. La idea básica es descomponer la señal observada en un conjunto de señales linealmente independientes. Cuando es aplicada en el reconocimiento, las impresiones palmares son consideradas como una combinación de un conjunto de imágenes independientes mezcladas por una matriz de combinación. Esta matriz de mezcla es aprendida por ICA para recobrar el conjunto de imágenes bases estadísticamente independientes.

El análisis de componentes independientes puede ser aplicado en dos variantes [79]:

- Tratar la imagen como variables aleatorias y los píxeles como observaciones. Aquí los vectores bases obtenidos son aproximadamente independientes, pero los coeficientes que representan cada imagen no lo son necesariamente. Produce características locales que son influenciadas por pequeñas porciones de la imagen.
 - Tomar los píxeles como variables aleatorias mientras que las imágenes son consideradas observaciones. De esta forma encuentra una representación en la cual todos los coeficientes son estadísticamente independientes. Produce características globales.

En [79] los autores utilizan estas dos variantes de ICA sobre un conjunto de *eigenpalm* obtenidos por la aplicación de PCA. Para clasificar utilizaron la distancia euclidiana, la distancia del coseno y una red neuronal probabilística. Su método fue probado sobre una base de datos de 600 imágenes a partir de 100 personas diferentes, de donde las primeras 3 imágenes de cada persona fueron tomadas como entrenamiento y las restantes como control. Para esta base de datos los mejores resultados fueron obtenidos a partir de un vector de rasgos de dimensión 55 el cual constituyó la entrada del ICA. De los clasificadores utilizados el que mostró mejores resultados fue la red neuronal (ver Tabla 2).

Tabla 3. Resultados obtenidos para los distintos métodos utilizados.

Método	FAR(%)	FRR(%)	TSR(%)
PCA (PC: 55)	3.0707	3.0000	96.9300
ICA (1)	1.8081	2.0000	98.1900
ICA (2)	1.0000	1.0000	99.0000

Variantes de estos métodos han sido utilizados también para el reconocimiento de impresiones: Shang et al [80] utiliza FastICA y una red neuronal probabilística, Feng et al.[81] utilizan PCA, Kernel PCA, y las dos variantes de ICA para la reducción de la dimensionalidad. Li et al utilizan en [82-83] una variante del algoritmo 2D-PCA obteniendo mejores resultados que con la variante clásica.

Las bases generadas por estos algoritmos son dependientes de los datos en el sentido de que ellas son aprendidas a partir de las imágenes presentes en la base de datos, por lo que serán diferentes para cada conjunto de entrenamiento. Esto causa alto nivel de procesamiento cada vez que un usuario nuevo es añadido a la base de datos, ya que se requiere volver a recalcular las bases.

3.2.5 Métodos basados en la combinación de características

Diversos autores se han atacado el problema de reconocimiento de impresiones palmares mediante la combinación de diferentes rasgos extraídos a partir de una imagen palmar. Este tipo de sistemas pueden ser separados principalmente en dos grupos: los que intentan ganar en eficiencia computacional y los que buscan obtener una mayor precisión en las tareas de verificación.

Generalmente, los algoritmos pertenecientes a la primera clase buscan características que sean relativamente simples de calcular (aunque tal vez no tengan tanto poder discriminativo) y las combinan con otras más complejas. El esquema de comparación de este tipo de enfoques es jerárquico, puesto que en la base de datos tienen los modelos agrupados de acuerdo al criterio aportado por la característica más simple. Cuando una nueva impresión llega a ser identificada, se realiza una búsqueda a alto nivel para identificar a qué grupo pertenece y a partir de aquí se realiza una búsqueda a bajo nivel utilizando el rasgo más complejo contra uno a uno de los modelos pertenecientes a la misma clase. De esta forma se realizan podas al espacio de búsqueda por lo que este tipo de métodos resulta atractivo cuando se van a manejar grandes volúmenes de datos.

Un ejemplo de este tipo de enfoques es el propuesto por You et al [84], en el cual se hace una discriminación inicial utilizando la energía total de la textura (GTE) que se caracteriza por una alta convergencia intra-clase y una gran dispersión inter-clase. Para el cálculo de GTE se realiza mediante la convolución de unas máscaras de Law de suma cero de dimensión 15x15 [85].

$$GTE = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{k=j-n}^{j+n} |F(k,l)| \quad (18)$$

donde $F(k, l)$ es la imagen resultante de la convolucion.

La discriminación entre los candidatos del mismo grupo se realiza mediante una comparación de un conjunto de puntos característicos que se encuentran sobre las líneas principales. Estos puntos son detectados utilizando el operador de Plesey, los autores justifican su uso en vez de un operador de detección de bordes al decir que con este último el conjunto de píxeles obtenidos es más grande, haciendo ineficiente el cómputo de la similaridad. El cotejo es realizado mediante el computo de la distancia de Hausdorff, el cual es un operador no lineal que a grandes rasgos lo que hace es computar la distancia máxima existente entre dos puntos cualquiera de dos conjuntos diferentes de puntos.[86]

En sus experimentos utilizaron una base de datos conformada por 200 imágenes obtenidas a partir de 100 personas diferentes. Como promedio lograron una reducción del espacio de búsqueda en un 91% utilizando la GTE, y un 95% de clasificación.

La GTE es utilizada también como rasgo discriminante en You [39-40] donde a las impresiones le son extraídas un conjunto de características en cuatro niveles diferentes. En un primer nivel son comparadas las distancias entre los puntos principales (los dos puntos medios entre los pares de dedos que se encuentran en los extremos y el punto central de los datum points.), en el segundo nivel calculan la GTE

de la impresión. Hasta aquí se utilizan solo características globales de la impresión, mientras que en los niveles tres y cuatro el proceso de comparación es más refinado. En la fase 3 realizan un cotejo entre las líneas principales determinadas de forma difusa, mientras que en la cuarta y última se realiza un cálculo de la energía direccional de la textura definida localmente en bloques de la imagen. La medida de similaridad que utilizan es la distancia angular entre los vectores de rasgos obtenidos en estas dos últimas etapas. Este sistema fue probado con la base de datos de la Universidad Politécnica de Hong Kong [54], alcanzando un EER= 4,5%

El segundo grupo de algoritmos intenta aprovechar las diferentes formas de representación existentes de los rasgos palmares para obtener una mayor eficacia en la clasificación. Como es usual en la mayoría de los problemas computacionales esta mejora va en detrimento de la eficiencia (tanto en tiempo como en memoria) de los algoritmos.

Kumar [87] extrae simultáneamente características de línea, textura y apariencia, utilizando detectores de bordes, filtros de Gabor y análisis de componentes principales (PCA), respectivamente. La combinación es realizada en la etapa de generación de la similaridad, como estrategia de combinación proponen la utilización del producto de la regla de la suma, la cual en sus experimentos mostró un mejor comportamiento que las clásicas (Min, Max, Prod, Sum). En sus experimentos aseguran que el esquema propuesto mejora los resultados en un 34,56% (EER) comparado con los clasificadores aplicados de manera individual. Los filtros de Gabor son utilizados también por Munaga et al [88] en la fusión de las características de textura con la información de las líneas, las cuales son obtenidas mediante la técnica de filiformidad propuesta por Plamondon [89].

Wu [90] por su parte utiliza la combinación del *PalmCode* [41] con los rasgos de líneas presentes en la palma. Para la extracción de las líneas los autores utilizan operadores morfológicos (dilatación y erosión) así como máscaras direccionales. Pan et al. [91] proponen la fusión de características locales y globales extraídas mediante una factorización no negativa con restricciones esparcidas (NMFsc)[92] y el análisis PCA, utilizando la suma como estrategia de fusión. En sus experimentos obtuvieron un 97,6% de reconocimiento.

4. Conclusiones

La comparación de impresiones palmares es un área relativamente joven dentro del reconocimiento de patrones. A partir de finales de la década del 90 es que ha venido adquirir un mayor auge, liderado internacionalmente por el Dr. David Zhang [43, 46] y su grupo de investigación de la Universidad Politécnica de Hong Kong. La mayor parte de los trabajos publicados se centran en el reconocimiento de impresiones palmares en imágenes de baja resolución (las principales características extraídas son las líneas y arrugas), mientras que las características de bajo nivel como las crestas, presentes en imágenes entintadas de alta resolución han sido poco explotadas en la literatura [6].

La mayor parte de los trabajos parten de la extracción de una subimagen rectangular en el centro de la impresión palmar a la que denominan *región de interés* (ROI). Un problema presente en estos algoritmos es que el recorte de la ROI es dependiente de la forma en que se capturan las imágenes (específicamente en la posición de los dedos [36, 41]), esta limitación es superada por el método propuesto por Li [42] el cual solo depende del borde externo de la impresión palmar y sus experimentos demostraron que es perfectamente aplicable a las imágenes palmares entintadas.

Otro problema existente es que no existe un consenso internacional en lo referente a la base de datos a utilizar. Hasta ahora solo se cuenta con la base de datos de imágenes de baja resolución de la Universidad Politécnica de Hong Kong [54], la cual ha sido usada como referencia por varios autores en la validación de sus sistemas [32, 41, 49, 51, 60, 71]. Otros autores han presentado sus trabajos utilizando bases de datos propias y que en muchas ocasiones tienen pocas imágenes [35, 37, 43, 47-48, 55], el resultado de esto es que no se dispone de un criterio lo suficientemente fuerte para comparar estos métodos entre si,

además de que está presente el riesgo de que al ser aplicadas a un número mayor de imágenes su rendimiento se vea seriamente afectado.

Los algoritmos de comparación de palmares pueden ser divididos en cinco categorías fundamentales. Los métodos basados en líneas son los más utilizados y son los que mejores resultados presentan [32, 49, 51]. Estos algoritmos deben lidiar con el problema de decidir hasta donde se puede considerar una línea como relevante, esa es precisamente la causa de que el método de Huang [32] sea ligeramente superado por los algoritmos presentados en [49, 51]. Estos métodos se encuentran estrechamente ligados a los basados en orientación, ya que en su mayoría se apoyan en la robustez de este tipo de rasgos para la detección y discriminación de las líneas. Según Huang [32], los algoritmos basados en la apariencia son sensibles a cambios en la iluminación y el contraste, además de que las bases que construye son dependientes de los datos de entrenamiento, por lo que ante nuevas inserciones es necesario recalcularlas [76]. Los métodos que utilizan el análisis de textura han mostrado también resultados satisfactorios además de una alta velocidad de procesamiento, destacando entre ellos el *PalmCode* [33, 36] y las variantes de este [71]. Los métodos que combinan diferentes formas de representación de impresiones se presentan como una alternativa viable tanto para aumentar la confiabilidad del sistema [87] como para resolver los problemas asociados a la escalabilidad del mismo [84].

Referencias bibliográficas

1. Pavešić, N., S. Ribarić, and D. Ribarić, *Personal Authentication Using Handgeometry and Palmprint Features - the State of the Art*, in *Biometrics: Challenges arising from theory to practice*, C.V.e. al, Editor. 2004: Cambridge. p. 17-26.
2. Jain, A.K., *Biometric recognition: how do I know who you are?*, in *IEEE 12th: Signal Processing and Communications Applications Conference*. 2004. p. 3 - 5.
3. Kumar, A., et al., *Personal verification using palm-print and hand geometry biometrics*. Lecture Notes in computer Science, Springer Link, 2003. **2688**: p. 1060.
4. Ribaric, S., D. Ribaric, and N. Pavesic. *A biometric identification system based on the fusion of hand and palm features*. in *Proceedings of the advent of biometrics on the Internet*. 2002. Rome, Italy.
5. Ribaric, S., D. Ribaric, and N. Pavesic, *Multimodal biometric user-identification system for network-based applications*. IEEE Proc. Vis. Image Signal Process, 2003. **150**(6): p. 409-416.
6. Funada, J., et al., *Feature Extraction Method for PalmPrint Considering Elimination of Creases*, in *Proceedings of Fourteenth International Conference on Pattern Recognition*. 1998. p. 1849-1854.
7. Shu, W. and D. Zhang, *Automated personal identification by palmprint*. Optical Engineering 1998. **37**(08): p. 2359-2362.
8. Goh, M., et al., *A single-sensor hand geometry and palmprint verification system*, in *The 2003 ACM SIGMM workshop on Biometrics methods and applications*. 2003: Berkley, California.
9. Yang, et al., *A New Mixed-Mode Biometrics Information Fusion Based-on Fingerprint, Hand-geometry and Palm-print*, in *Fourth International Conference on Image and Graphics*. 2007. p. 689-693.
10. Yang, et al., *Two Models Multimodal Biometric Fusion Based on Fingerprint, Palm-Print and Hand-Geometry*, in *The 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*. 2007. p. 498-501.
11. *Recognition Systems Inc*. Available from: <http://www.recogsys.com>.
12. B. Spencer, *Biometrics in Physical Access Control Issues, Status and Trends*.
13. Zunkel, R.L., *Hand Geometry Based Verification*. Biometrics Eds. A. Jain, R. Bolle, S. Pankanti, Kluwer Academic Publishers, 1999: p. 87-101.
14. Golfarelli, M., D. Maio, and D.M. “”, *On the Error-Reject Trade-Off in Biometric Verification Systems*. IEEE Tr. on PAMI, 1997. **19**(7): p. 786-796.
15. Jain, A.K., A. Ross, and S. Pankanti, *A Prototype Hand Geometry-based Verication System*, in *Second Int. Conference on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication (AVBPA)*. 1999: Washington. p. 166-171.
16. Covavisaruch, N., et al., *Personal Verification and Identification Using Hand Geometry*. ECTI Transaction on Computer and Information Technology 2005. **1**(2).
17. Sanchez-Reillo, R., C. Sanchez-Avila, and A. Gonzalez-Marcos, *Biometric Identification Through Hand Geometry Measurements*. IEEE Tr. on PAMI, 2000. **22**(10): p. 1168-1171.

18. Kumar, A. and D. Zhang, *Hand-Geometry Recognition Using Entropy-Based Discretization*. IEEE Transactions Information Forensics and Security, 2007. **2**(2): p. 181 - 187
19. Stasiak, L. and R. Ryszard, *Support vector machine for hand geometry-based identity verification system*, in *Photonics applications in astronomy, communications, industry, and high-energy physics experiments*. 2006: Wilga, Poland.
20. Jain, A.K. and N. Duta, *Deformable Matching of Hand Shapes for Verification*, in *IEEE International Conference on Image Processing*. 1999: Kobe.
21. Zonk, J. *Vascular Pattern Recognition*. 2006; Available from: www.biometrics.gov.
22. Im, S.-K., et al., *Biometric Identification System by Extraction and Vein Pattern*. Journal of the Korean Physical Society, 2001. **38**(3): p. 268-272.
23. Shahin, M., A. Badawi, and M. Kamel, *Biometric Authentication Using Fast Correlation of Near Infrared Hand Vein Patterns*. International Journal of Biomedical Sciences, 2007. **2**(3).
24. Yuan, X., J. Lu, and T. Yahagi, *Biometric Verification Using Palm Vein-patterns*. RISP International Workshop on Nonlinear Circuits and Signal Processing, 2006.
25. Tanaka, T. and N. Kubo, *Biometric authentication by hand vein patterns*. SICE 2004 Annual Conference, 2003. **1**(4-6): p. 249 - 253.
26. Wang, L., et al., *A thermal hand vein pattern verification system*. Pattern recognition and data mining, 2005.
27. Malki, S., Y. Fuqiang, and L. Spaanenburg, *Hand Veins Feature Extraction Using DT-CNNs*. Proceedings of the SPIE, 2007. **6590**.
28. Wang, L., G. Leedman, and D. Siu-Yeung, *Minutiae feature analysis for infrared hand vein pattern biometric*. Pattern Recognition, 2008. **41**(3): p. 920-929.
29. Lin, C.L. and K.C. Fan, *Biometric Verification Using Thermal Images of Palm-Dorsa Vein Patterns*. IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, 2004. **14**(2): p. 199-213.
30. Lin, C.L., K.C. Fan, and W.L. Lee, *Biometric Verification Using Thermal Images of Palm-dorsa Vein-patterns*, in *16th IPRR Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing, (CVGIP 2003)*. 2003. p. 188-195.
31. Biometrics.com, F. *Cross Match Technologies Introduces Innovative Full Hand Print Live Scan System*. 2004 11 May 2004]; Available from: <http://findbiometrics.com/viewnews.php?id=1124>.
32. Huang, D., W. Jia, and D. Zhang, *Palmprint verification based on principal lines*. Pattern Recognition, 2008. **41**: p. 1316-1328.
33. Kong, W. and D. Zhang, *Palmprint Texture Analysis based on Low-Resolution Images for Personal Authentication*, in *Proc. Of 16th International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2002)*. 2002.
34. Liu, L. and D. Zhang, *A novel palm-line detector*, in *Proc. of the 5th AVBPA*. 2005. p. 563-571.
35. Han, C.-C., et al., *Personal Authentication Using Palm-print Features*. Pattern Recognition, 2003. **36**: p. 371-381.
36. Kong, W., D. Zhang, and W. Li, *Palmprint Feature Extraction using 2D Gabor Filters*. Pattern Recognition, 2003. **36**: p. 2339-2347.
37. Pang, Y.-H., et al., *Palmprint Verification with Moments*. Journal of WSCG, Czech Republic, 2004. **12**(1-3).
38. Pang, Y.-H., et al., *Wavelet-based pseudo Zernike moments for palmprint authentication*, in *MMU International Symposium on Information and Communications Technologies (M2USIC'04)*. 2004: Petaling Jaya, Malaysia.
39. You, J., et al., *On Hierarchical Palmprint Coding with Multiple Features for Personal Identification in large Databases*. IEEE Trans. On Circuits and Systems for Video Technology, 2004. **14**(2).
40. You, J., et al., *A new approach for personal identification in large databases by hierarchical palmprint coding with multi-features*. LNCS, 2004. **3072**: p. 739-745.
41. Zhang, D., et al., *Online Palmprint Identification*. IEEE Trans on Pattern Anal. And Machine Intell, 2003. **25**(9).
42. Lia, W., D. Zhang, and Z. Xub, *Image alignment based on invariant features for palmprint identification*. Signal Processing: Image Communication 2003. **18**: p. 373-379.
43. Zhang, D. and W. Shu, *Two novel characteristics in palmprint verification: datum point invariance and line feature matching*. Pattern Recognition, 1999. **32**: p. 691-702.
44. Jain, M. and S. Nalin, *Nearest Neighbor Vector Based palmprint verification*, in *Proceedings of the Fifth Lusted International Conference in Visualization, Imaging and Image Processing*. 2005: Spain.
45. Shu, W., et al., *Automatic Palmprint Verification*. International Journal of Image and Graphics, 2001. **1**(1): p. 135-151.
46. Zhang, D. and W. Shu, *Palmprint verification: an implementation of biometric technology*. Pattern Recognition, 1998. **1**: p. 219-221.
47. Duta, N., et al., *Matching of palmprint*. Pattern Recognition. Letters, 2002. **23**(4): p. 477-485.

48. Jain, M., et al., *Palmpoint Recognition: Two Level Structure Matching*, in *In 2006 International Joint Conference on Neural Network*. 2006.
49. Liu, L., D. Zhang, and J. You, *Detecting wide lines using isotropic nonlinear filtering*. IEEE Trans. Image Processing 2007. **16**(6): p. 1584-1595.
50. Smith, S.M., *A new class of corner finder*. British Machine Vision Conference, 1992.
51. Wu, X.Q., D. Zhang, and K.Q. Wang, *Palm line extraction and matching for personal authentication*. IEEE Trans. Syst. Man Cybern, 2006. **36**(5): p. 978-987.
52. Wu, X.Q., et al., *Palmpoint classification using principal lines*. Pattern Recognition, 2004. **37**(10).
53. Zhang, L. and D. Zhang, *Characterization of Palmprints by Wavelet Signatures via Directional Context Modeling*. IEEE Trans. On Sys. Man and Cyber, 2004. **34**(3).
54. *PolyU Palmprint Data Base*.
55. Chen, J., D. Zhang, and G. Rong., *Palmpoint Recognition Using Crease*, in *Proceeding of the International Conference. on Image Processing*. 2001. p. 234-237.
56. Wu, X., K. Wang, and D. Zhang, *Fuzzy Directional Element Energy Feature Based Palmprint Identification*, in *Proc in 16th International Conference on Pattern Recognition*. 2002. p. 95-98.
57. Asai, K., et al., *Automatic reading and matching for single fingerprint identification*, in *In 65th International Assotiation for Identification Conference*. 1980.: Ottawa, Canada. p. 17.
58. Jain, A. and L. Hong, *On-line fingerprint verification.*, in *International Conference on Pattern Recognition*. 1996. p. 596-600.
59. Kamei, T. and M. Mizoguchi, *Image Filter design for Fingerprint enhancement*, in *In Proceedings of ISCV'95*. 1995: Florida. p. 109-114.
60. Wu, X., K. Wang, and D. Zhang, *Palmpoint Authentication Based on Orientation Code Matching*, in *AVBPA 2005*. 2005, LNCS. p. 555-562.
61. Sobel, I. and G. Feldman, *A 3x3 Isotropic Gradient Operator for Image Processing*, in *presented at a talk at the in Stanford Artificial Project unpublished but often cited, orig. in Pattern Classification and Scene Analysis, Duda,R. and Hart,P., John Wiley and Sons,'73, pp271-2*. 1968.
62. Canny, J., *A Computational Approach To Edge Detection*. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986. **8**: p. 679-714.
63. Wang, X., X. Ding, and H. Liu, *Writer Identification Using Directional Element Features and Linear Transform in Seventh International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR'03)*. 2002. p. 942.
64. Pang, Y.-H., et al., *Palmpoint based Cancelable Biometric Authentication System*. International Journal of Signal Processing, 2004. **1**(2).
65. Wen-xin, L., D. Zhang, and X. Zhuo-qun, *Palmpoint Recognition Base don Fourier Transform*. Journal of Software, 2002. **13**(5): p. 879-808.
66. Li, L., et al., *Palmpoint Recognition Using Fourier-Mellin Transformation Based Registration Method*. AVBPA 2005, LNCS, 2005. **3546**: p. 730-738.
67. Zhang, L., et al., *Palmpoint verification using complex wavelet transform*, in *Image Processing*. 2007: San Antonio, Texas.
68. Li, Y., K. Wang, and D.Zhang, *Palmpoint Recognition Based on Translation Invariant Zernike Moments and Modular Neural Network*. ISNN 2005, LNCS, 2005. **3497**: p. 177-182.
69. Daugman, J.G., *High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence*. IEEE Trans Pattern Anal and Machine Intell., 1993. **15**(11): p. 1148-1161.
70. Kong, A. and D. Zhang, *Feature-level Fusion for Effective Palmpoint Authentication*. ICBA 2004, LNCS, 2004. **3072**: p. 761-767.
71. Kong, A., D. Zhang, and M. Kamel, *Palmpoint identification using feature-level fusion*. Pattern Recognition, 2006. **39**: p. 478-487.
72. Ito, K., et al., *A Phase-Based Palmpoint Recognition Algorithm and Its Experimental Evaluation*, in *International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPAC 2006)*. 2006: Yonago Convention Center, Tottori, Japan.
73. Hyvarinen, A. and P. Hoyer, *Emergence of Topography and Complex Cell Properties on Natural Images Using Extensions of ICA*. Advances in Neural Information Processing System, 2000. **12**: p. 827-833.
74. Valois, R.D., D. Albrecht, and L. Thorell, *Spatial Frecuency selectivity of Cells in Macaque Visual Context*. Vision Res, 1982. **22**: p. 545-559.
75. Lu, G., D.Zhang, and K. Wang, *Palmpoint recognition using eigenpalms features*. Pattern Recognition Letters, 2003. **24**: p. 1463-1467.
76. Soo, J. and K. Hydeon, *Eigen Palmpoint Authentication System Using Dimension Reduction of Singular Vector*, in *FSKD 2006*. 2006: LNAI 4223. p. 1169-1177.

77. Ekinici, M. and M. Aykut, *Palmprint Recognition by Applying Wavelet Subband Representation and kernel PCA*, in *MLDM 2007*. 2007, LNAI. p. 628-642.
78. Ekinici, M. and p. M. Aykut. "" in . . *A Novel Approach for Automatic Palmprint Recognition*. Canadian AI 2007. LNAI, 2007. **4509**: p. 122-133.
79. Connie, T., et al., *Palmprint Recognition with PCA and ICA*. Image and Vision Computing Palmerston North, 2003.
80. Shang, L., et al., *Palmprint recognition using FastICA algorithm and radial basis probabilistic neural network*. Neurocomputing 2006. **69**: p. 1782-1786.
81. Feng, G., et al., *Palmprint Recognition Based on Unsupervised Subspace Analysis*, in *ICNC 2005*. 2005, LNCS 3610. p. 675-678.
82. Li, Q., Z.D. Qiu, and D.M. Sun, *I2D-PCA: An Efficient Subspace Method with Its Application to Palmprint Identification*, in *8th Joint Conference of Information Science, 6th International conference on Computer Vision, Pattern Recognition and Image Processing*. 2005: Salt lake city, USA.
83. Li, Q., et al., *Online Palmprint Identification Based on Improved 2D PCA*. Acta Electronics Sinica, 2005. **30**(10).
84. You, J., W. Li, and D. Zhang, *Hierarchical Palmprint Identification via Multiple Feature Extraction*. Pattern Recognition, 2002. **35**: p. 847-859.
85. Law, K.I., *Textured image segmentation*. 1980, University of Southern California.
86. Huttenlocher, D.P., G.A. Klanderma, and W.J. Ruklidge, *Comparing Images using the Hausdorff distance*. IEEE Transaction Pattern Anal. Mach. Intell., 1993. **15**: p. 850-863.
87. Kumar, A. and D. Zhang, *Personal authentication using multiple palmprint representation*. Pattern Recognition, 2005. **8**: p. 1695 – 1704.
88. Munaga, V., et al., *Intramodal Palmprint Authentication*, in *SITIS 2006*. 2006.
89. Plamondon, R., S. Djaziri, and F. Nouboud, *Extraction of signatures from check background based on a filiformity criterion*. IEEE Transactions on Image Processing, 1998. **7**(10): p. 1425-1438.
90. Wu, X., et al., *Fusion of the Textural Feature and Palm-Lines for Palmprint Authentication*. LNCS 2005. **3644**: p. 1075-1084.
91. Pan, X., Q. Ruan, and Y. Wang. *Palmprint recognition using fusion of local and global features*. in *2007 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems*. 2007. Xiamen, China.
92. Hoyer, P.O., *Non-negative matrix factorization with sparseness constraints*. Journal of Machine Learning Research, 2004. **5**: p. 1457-1469.

RT_023, febrero 2010

Aprobado por el Consejo Científico CENATAV

Derechos Reservados © CENATAV 2010

Editor: Lic. Lucía González Bayona

Diseño de Portada: DCG Matilde Galindo Sánchez

RNPS No. 2142

ISSN 2072-6287

Indicaciones para los Autores:

Seguir la plantilla que aparece en www.cenatav.co.cu

C E N A T A V

7ma. No. 21812 e/218 y 222, Rpto. Siboney, Playa;

Ciudad de La Habana. Cuba. C.P. 12200

Impreso en Cuba

